

유전 알고리즘 기반 퍼지 기저 함수 확장을 이용한 표적 추적 시스템 설계

* 이범직*, 주영훈**, 장욱*, 박진배*
 *연세대 전기.컴퓨터공학과, **군산대 제어계측공학과

The Design of Target Tracking System Using GA Based FBFN

*Bum-Jik Lee **Young-hoon Joo *Wook Chang *Jin-Bae Park
 *Dept. of Electrical & Computer Engineering, Yonsei Univ.
 ** Dept. of Control & Instrumentation Engineering, Kunsan National Univ.

Abstract - In this paper, we propose the target tracking system using fuzzy basis function expansion (FBFN) based on genetic algorithm (GA). In general, the objective of target tracking is to predict the future trajectory of the target based on the past position of the target obtained from the sensor. In the conventional and mathematical method, the parameter uncertainty and the environmental noise may deteriorate the performance of the system. To resolve these problems, we apply artificial intelligent technique to the tracking control of moving targets. The proposed method combines the advantages of both traditional and intelligent technique. The result of numerical simulation shows the effectiveness of the proposed method.

1. 서 론

표적 추적 시스템(target tracking system)은 레이더나 적외선 감지기 등의 센서에서 측정된 표적의 정보를 이용하여 표적을 탐지, 식별 및 추적하는 기능을 수행한다. 칼만 필터(Kalman filter)가 소개된 이후, 표적 추적의 문제를 해결하려는 시도가 광범위하게 이루어졌다. 또한, 비선형적인 측정치의 문제점을 해결하기 위해 확장 칼만 필터(extended Kalman filter)가 개발되었다 [1]. 그러나, 이러한 기존의 수학적 방법은 대상 시스템을 모델링하기 어려운 경우나, 외부 환경이 불확실하게 변하는 경우에, 원하는 성능을 얻지 못하는 문제점이 있다. 이에 대한 대안으로, 최근에 여러 가지 지능제어 기법이 연구되었다[4,5].

본 논문에서는 강한 근사화 능력을 가지는 퍼지 기저 함수에 유전 알고리즘을 결합하고, 이를 기존의 확장 칼만 필터에 적용한다. 제안된 방법은 확장 칼만 필터에서 학습 데이터를 구성하고, 이를 유전 알고리즘에 기반한 퍼지 기저 함수 확장을 이용 학습시킴으로써 추정 오차와 퍼지 규칙 수를 동시에 동정하여, 불확실성에 의한 오차를 보정한다.

마지막으로, 제안된 방법의 우수한 성능은 이동 플랫폼 표적 추적 문제의 모의 실험에서 입증된다.

2. 확장 칼만 필터를 이용한 표적 추적

2.1 표적 모델

본 논문에서 사용하는 표적 모델은 표적의 각도만 측정 가능하고, x-y 평면상에서 이동하는 플랫폼이 기동하는 표적을 추적하는 모델로서 그림 1과 같다[1].

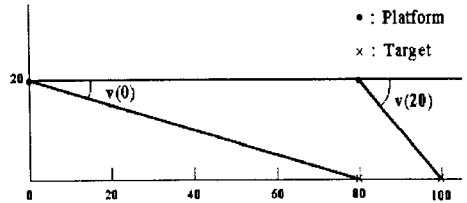


그림 1. 플랫폼과 표적의 운동

플랫폼 운동 방정식은 식(1)과 같다.

$$\begin{cases} x_{pk} = \bar{x}_{pk} + \Delta x_{pk} \\ y_{pk} = \bar{y}_{pk} + \Delta y_{pk} \end{cases} \text{ for } k=0,1,\dots,20 \quad (1)$$

여기서, 외란 Δx_{pk} 와 Δy_{pk} 는 상호 독립적 영 평균 백색 잡음이고 각각의 분산은 $r_x=1$ 과 $r_y=1$ 이다. 또한, 플랫폼은 $\bar{x}_{pk} = 4k$ 와 $\bar{y}_{pk} = 20$ 로 운동한다.

표적의 상태 방정식은 식(2)과 같다.

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} 1/2 \\ 1 \end{bmatrix} \xi_k \quad (2)$$

여기서, 상태 벡터는 $x_k = [x_k \ \dot{x}_k]^T$ 이고, 프로세스 잡음 ξ_k 는 분산 $q=10^{-2}$ 를 가지는 영평균 백색 잡음이다. 또한, 측정 방정식은 식(3)과 같다.

$$v_k = g[x_{pk}, y_{pk}, x_k] + \eta_k \quad (3)$$

여기서, 측정 잡음 η_k 는 분산 $r_s=(3^\circ)^2$ 을 가지는 영평균 백색 잡음이고, 측정 함수는 식(4)과 같다.

$$g[\cdot] = \tan^{-1} \left[\frac{y_{pk}}{x_k - x_{pk}} \right] \quad (4)$$

2.2 확장 칼만 필터 알고리즘

일반적으로 식(5)로 표현된, 잡음이 고려된 이산 비선형 시스템의 상태를 추적하는 확장 칼만 필터의 블록도는 그림 2와 같다.

$$\begin{cases} x_{k+1} = f_k(x_k) + H_k(x_k)\xi_k \\ v_k = g_k(x_k) + \eta_k \end{cases} \quad (5)$$

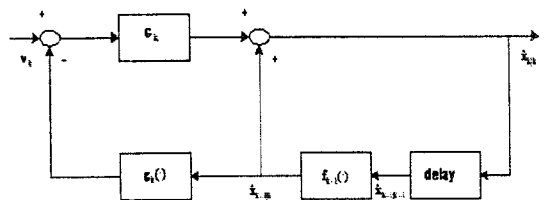


그림 2. 확장 칼만 필터의 블록도

또한, 확장 칼만 필터의 알고리즘은 식(6)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 P_{00} &= \text{Var}(x_0), \quad \hat{x}_0 = E(x_0), \quad \text{for } k=1, 2, \dots \\
 P_{k|k-1} &= \left[\frac{\partial f_{k-1}}{\partial x_{k-1}}(\hat{x}_{k-1}) P_{k-1|k-1} \left[\frac{\partial f_{k-1}}{\partial x_{k-1}}(\hat{x}_{k-1}) \right]^T \right. \\
 &\quad \left. + H_{k-1}(\hat{x}_{k-1}) Q_{k-1} H_{k-1}(\hat{x}_{k-1})^T \right] \\
 \hat{x}_{k|k-1} &= f_{k-1}(\hat{x}_{k-1}) \\
 G_k &= P_{k|k-1} \left[\frac{\partial g_k}{\partial x_k}(\hat{x}_{k|k-1}) \right] \\
 &\quad \cdot \left[\left[\frac{\partial g_k}{\partial x_k}(\hat{x}_{k|k-1}) \right] P_{k|k-1} \left[\frac{\partial g_k}{\partial x_k}(\hat{x}_{k|k-1}) \right]^T + R_k \right]^{-1} \\
 P_{k|k} &= \left[I - G_k \left[\frac{\partial g_k}{\partial x_k}(\hat{x}_{k|k-1}) \right] \right] P_{k|k-1} \\
 \hat{x}_{k|k} &= \hat{x}_{k|k-1} + G_k (v_k - g_k(\hat{x}_{k|k-1}))
 \end{aligned} \tag{6}$$

여기서, \hat{x} , G , P 는 각각 추정 상태, 칼만 이득 행렬, 추정 오차 공분산 행렬을 나타낸다. 알고리즘은 상태 방정식에 의한 예측 과정과 측정 방정식에 기반한 갱신 및 수정으로 구분된다. 이러한 수학적 방법론에 기반한 표적 추적 알고리즘은 실제 표적의 비선형성에 대해 우수한 성능을 보이지는 않는다.

3. GA 기반 FBFN를 이용한 표적 추적

3.1 표적 추적 시스템의 구조

본 논문에서 제안하는 유전 알고리즘 기반 퍼지 기저 함수 확장을 이용한 확장 칼만 필터 표적 추적 시스템의 구조는 그림 3과 같다.

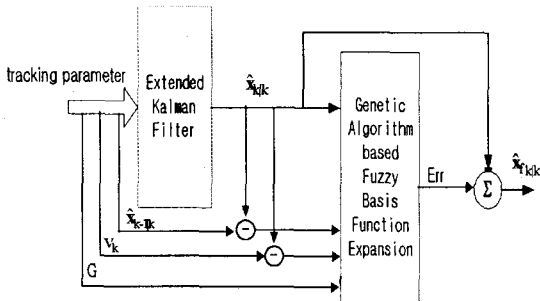


그림 3. 제안된 표적 추적 시스템

제안된 방법은 확장 칼만 필터에 사용되는 모델의 불확실성에 의한 오차를 유전 알고리즘에 기반한 퍼지 기저 함수의 근사화를 이용하여 보정한다. 이 시스템의 입력은 칼만 이득 G , 추정치 $\hat{x}_{k|k}$ 와 측정치 v_k 의 차 및 예측치 $\hat{x}_{k-1|k}$ 와 추정치 $\hat{x}_{k|k}$ 의 차를 사용한다. 그림 3에서, 입력에 대한 유전 알고리즘 기반 퍼지 기저 함수 확장의 결과는 Err 로 정의되고, 이 Err 값으로 확장 칼만 필터의 추정값 $\hat{x}_{k|k}$ 을 보정하여, 모델의 불확실성에 의한 오차를 제거한다.

3.2 퍼지 기저 함수 확장

본 논문에서는 퍼지화기, 퍼지 규칙 근거, 퍼지 추론 엔진 및 비퍼지화기로 구성된 퍼지 시스템을 고려한다 [6].

M 개의 규칙들로 구성된 퍼지 규칙은 식(7)과 같고, singleton 퍼지화기, 'product' 추론, 무게 중심 비퍼지화기 및 가우시안 소속함수를 가지는 퍼지 시스템의 집합들은 식(8)의 형태의 함수들로 구성된다.

$$R_j : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^j \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^j, \text{ then } z \text{ is } B^j. \tag{7}$$

여기서, j 는 퍼지 규칙수, x_i 와 z 는 각각 입,출력 변수,

A_i^j 와 B^j 는 각각 입,출력 소속함수 $\mu_{A_i^j}$ 와 μ_{B^j} 으로 특정화된 언어적 부분이다.

$$f(x) = \frac{\sum_{j=1}^M \bar{z}^j (\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i))}{\sum_{j=1}^M (\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i))} \tag{8}$$

여기서, \bar{z}^j 는 $\mu_{B^j}(z)$ 가 최대가 되는 출력 공간상의 한 점이다.

또한, 가우시안 소속함수는 식(9)와 같고, 퍼지 기저 함수를 식(10)과 같이 정의하면, 식(8)의 퍼지 시스템은 식(11)과 같은 퍼지 기저 함수 확장의 형태로 표현된다.

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = a_i^j \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \right] \tag{9}$$

여기서, $0 < a_i^j \leq 1$ 이고, \bar{x}_i^j 는 중심값, σ_i^j 는 분산값이다.

$$p_j(x) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^M \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)} \quad j=1, 2, \dots, M \tag{10}$$

$$f(x) = \sum_{j=1}^M p_j(x) \theta_j, \tag{11}$$

3.3 유전 알고리즘의 적용

자동적인 표적 추적 시스템 설계를 위해 퍼지 기저 함수에 유전 알고리즘이 적용된다. 유전 알고리즘은 생물학적인 진화 원리에 기반한 최적화 방법으로, 개체(individual)가 가지는 일련의 정보를 비트, 정수, 또는 실수 스트링으로 표현한다. 이러한 스트링을 염색체(chromosome)라 하고, 유전 연산자를 이용하여 염색체를 점차적으로 변형함으로써 더 좋은 해를 생성한다. 또한, 개체들의 집합을 개체군(population)이라 한다.

유전 연산자에는 재생, 교차, 돌연변이 등이 있다. 재생 연산자 : 적합도에 의해 개별적인 스트링이 복제되는 과정으로 높은 적합도를 갖는 스트링이 이후의 세대에서 더 많은 수의 자손을 갖게 된다.

교차 연산자 : 교배 풀의 두 스트링이 임의의 교차점에서 자신의 짝을 교체한다.

돌연변이 연산자 : 본질적으로 돌연변이는 스트링 공간을 통한 임의의 작업으로, 재생 및 교차와 함께 사용될 경우 중요한 개체의 조기 손실을 막아준다.

유전 알고리즘에 의한 퍼지 모델링은 퍼지 모델의 유전 암호화로부터 시작한다. 퍼지 규칙이 하나의 염색체에 의해 표현되는 방식은 유전 알고리즘에 의해 제공되는 해의 자질과 해를 발견하는 속도에 영향을 준다. 문제는 규칙 수와 각 규칙의 소속함수 매개변수를 동시에 최적화하는 것이다. 매개변수는 제안된 퍼지 시스템에 사용된 전전부 가우시안 소속함수의 중심값 및 분산값과 후전부 출력 값으로 암호화되고, 규칙 수는 이진 스트링을 이용하여 유효한 규칙에 1을 할당하여 암호화한다. 제안된 염색체의 구조는 그림 4와 같다.

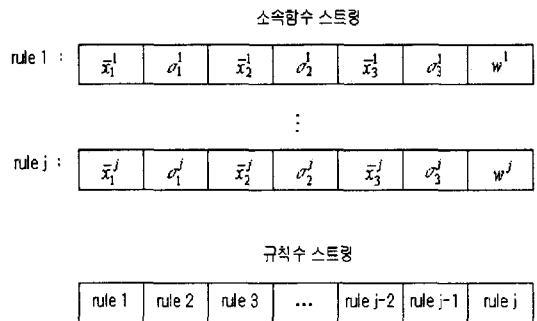


그림 4. 제안된 염색체 구조

최적의 매개변수와 규칙 수를 얻기 위해, 각 개체는

적합도 함수에 의해 평가된다. 본 논문에서 사용되는 적합도 함수는 식(12)과 같다.

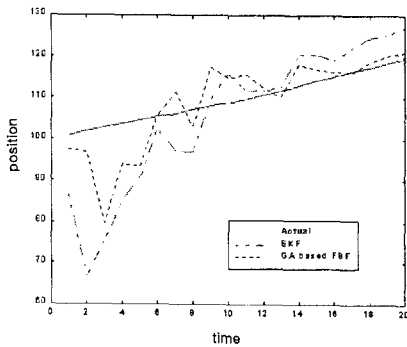
$$fitness = \lambda \frac{1}{MSE+1} + (1-\lambda) \frac{1}{rulenum+1} \quad (12)$$

여기서, λ 는 오차값과 규칙수의 상호 비중을 나타낸다. 제안된 방법에서 사용되는 유전 알고리즘의 학습 과정은 다음과 같다.

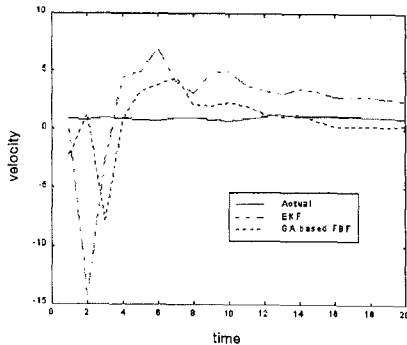
- 단계1 : 유전 알고리즘의 각종 매개변수를 초기 설정한다. 즉 최대 세대 수와 개체군 수, 교차율과 돌연변이율, 진건부 소속함수의 수와 적합도 결정상의 변수 등을 초기 설정한다.
- 단계2 : 동정될 시스템의 입력력 데이터를 정규화하고, 임의의 개체를 초기화하여 초기 세대를 위한 유전 개체를 생성한다.
- 단계3 : 각 개체의 염색체에서 퍼지 모델을 추출하여 평균 제곱 오차(Mean Square Error:MSE)를 구하고, 적합도 함수에 의해 적합도를 평가한다.
- 단계4 : 적합도에 비례한 선택에 따라 재생산이 이루어지고, 교차와 돌연변이를 거쳐 새로운 세대를 구성한다. 이 과정에서 최고의 적합도를 가지는 개체는 보존된다.
- 단계5 : 미리 설정한 세대 수가 지날 때까지 단계3에서 단계4를 반복한다.

4. 모의 실험 결과

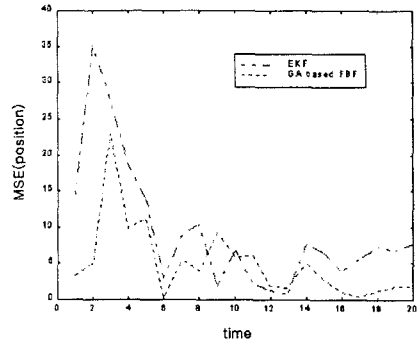
제안된 방법의 우수성을 입증하기 위해 이동 플랫폼의 표적 추적 문제에 대한 모의 실험을 수행한다. 그림 5은 제안된 방법과 기존의 확장 칼만 필터의 모의 실험 결과를 보여준다.



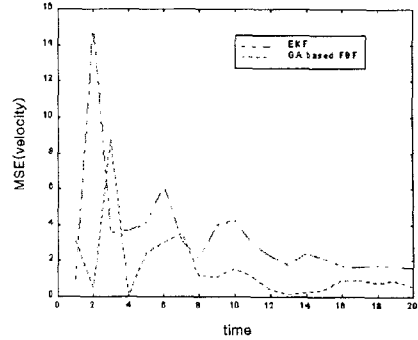
(a) 거 리



(b) 속 도



(c) MSE(거리)



(d) MSE(속도)

그림 5. 모의 실험 결과

5. 결 론

본 논문에서는 기존의 수학적 확장 칼만 필터의 성능을 향상시키기 위해 유전 알고리즘에 기반한 퍼지 기저 함수를 이용하는 표적 추적 시스템을 제안하였다. 제안된 방법은 퍼지 기저 함수의 가우시안 소속함수의 매개변수와 퍼지 규칙 수를 유전 알고리즘을 이용하여 동시에 동정함으로써, 불확실성에 의한 오차를 보정한다. 모의 실험 결과에 나타난 것처럼, 제안된 방법은 표적 추적 문제에서 확장 칼만 필터보다 더 우수한 성능을 보여준다.

(참 고 문 헌)

- [1] Y. Bar-Shalom and T.E. Fortmann, "Tracking and Data Association", Academic Press Inc., pp. 110-116, 1988
- [2] J-S.R. Jang, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice-Hall International Inc., pp175-180, 1997
- [3] R.A. Singer, "Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets", IEEE Trans. on Aero. and Electro. Sys., Vol.AES-6, No.4, pp.473-483, July, 1970.
- [4] Tzue-Hseng S.Li, "Estimation of One-dimensional Radar Tracking via Fuzzy-Kalman Filter", IECON '93, pp. 2384-2388, 1993
- [5] Leonard Chin, "Application of Neural Network in Target Tracking Data Fusion", IEEE Trans. on Aero. and Electro.sys., Vol.30, No.1, pp.281-187, 1994
- [6] L.X. Wang and J.M. Mendel, "Fuzzy Basis Function, Universal Approximation, and Orthogonal Least-Squares Learning", IEEE Trans. on Neural Net., Vol.3, No.5, pp.807-814 Sept., 1992